

基于梯度下降算法的电商产品价格优化： 模型与可视化分析

赵金波, 刘 洋, 刘颖琪

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年9月29日; 录用日期: 2025年10月17日; 发布日期: 2025年11月18日

摘 要

随着电子商务平台竞争白热化, 精细化运营成为企业盈利的关键突破口。价格作为最敏感的市场杠杆, 其优化问题兼具高频、高维、非线性特征, 对传统运筹方法提出挑战。此外, 电子商务平台的蓬勃发展使得价格优化成为企业提升市场竞争力和盈利能力的关键手段。本文研究了一种基于梯度下降算法的电商产品价格优化方法。我们使用指数需求函数建模消费者行为, 并通过最大化利润函数来确定最优定价策略。文章提供了完整的数学模型、算法实现和可视化分析, 展示了价格收敛过程、利润曲线、需求响应以及三维利润曲面。实验结果表明, 该方法能有效收敛到最优价格点, 为电商运营提供了轻量级、可落地、可解释的价格智能决策工具, 同时对可微优化在运营管理中的应用具有借鉴意义。为电商平台提供了一种可行的动态定价工具。

关键词

梯度下降, 建模, 最大化利润, 动态定价, 最优价格

E-Commerce Product Price Optimization Based on Gradient Descent Method: Models and Visual Analysis

Jinbo Zhao, Yang Liu, Yingqi Liu

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: September 29, 2025; accepted: October 17, 2025; published: November 18, 2025

Abstract

With the intensification of competition among e-commerce platforms, refined operations have

文章引用: 赵金波, 刘洋, 刘颖琪. 基于梯度下降算法的电商产品价格优化: 模型与可视化分析[J]. 电子商务评论, 2025, 14(11): 1174-1181. DOI: 10.12677/ec.2025.14113549

become a key breakthrough for companies to achieve profitability. As the most sensitive market lever, price optimization presents challenges to traditional operational research methods due to its high frequency, high dimensionality, and non-linear characteristics. Furthermore, the booming development of e-commerce platforms has made price optimization a critical means for companies to enhance market competitiveness and profitability. This article studies a price optimization method for e-commerce products based on the gradient descent algorithm. We model consumer behavior using an exponential demand function and determine optimal pricing strategies by maximizing the profit function. The article provides a complete mathematical model, algorithm implementation, and visual analysis, illustrating the price convergence process, profit curve, demand response, and three-dimensional profit surface. Experimental results indicate that this method can effectively converge on the optimal price point, providing a lightweight, implementable, and interpretable intelligent pricing decision tool for e-commerce operations, while also serving as a reference for the application of differentiable optimization in operational management. It offers e-commerce platforms a viable dynamic pricing tool.

Keywords

Gradient Descent, Modeling, Maximizing Profit, Dynamic Pricing, Optimal Price

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着互联网技术的迅猛发展和消费者购物习惯的转变，电子商务已成为全球零售业的重要组成部分[1]。在这个高度竞争的市场环境中，价格策略直接影响企业的市场份额和盈利能力[2]。一方面，价格直接影响需求弹性与利润函数；另一方面，平台促销节奏快、SKU基数大、生命周期短，传统基于运筹学求解器的方法在响应速度与可扩展性上遭遇瓶颈。传统的定价方法往往依赖于经验和直觉，缺乏科学依据，难以适应快速变化的市场需求[3]。因此，开发基于数据驱动的智能定价系统具有重要的理论价值和实践意义。

价格优化是收益管理的核心内容，其本质是通过数学模型描述价格与需求之间的关系，并在此基础上确定最大化利润或收益的最优价格。电子商务平台由于其数字化特性，能够实时收集大量交易数据和用户行为数据，为价格优化算法提供了丰富的数据基础。同时，线上环境的灵活性使得企业能够快速调整价格策略，响应市场变化。

国内外学者在价格优化领域已取得了丰富的研究成果，为该领域的发展奠定了坚实的理论基础。Ferreira 和 Lee 等人系统阐述了收益管理的理论与方法，为价格优化奠定了理论基础[4]。Fujimaki 等人研究了基于需求学习的动态定价策略，提出了多种自适应算法[5]，这些算法能够通过实时市场反馈不断调整定价参数，显著提升了企业在不确定环境下的收益表现。国内学者王章章结合中国电子商务市场特点，充分考虑了中国特色消费行为、促销文化以及社交电商影响等因素，提出了基于机器学习的价格预测模型[6]。

然而，现有研究大多集中于理论分析与数学推导，缺乏完整的算法实现和可视化展示[7]。特别是对于中小企业而言，复杂的优化模型往往难以直接应用，这在一定程度上限制了其推广价值。本文旨在填补这一空白，提供从理论到实践的基于梯度下降算法的完整解决模型，并通过设计多维度可视化系统，通过利润曲线、价格轨迹、需求曲线和三维曲面四类图形，直观展示优化过程和结果，有力推动价格优化理论从学术研究向商业实践的转化。

2. 问题表述与数学模型

2.1. 非线性需求函数

需求函数是价格优化模型的核心，它描述了价格与销售量之间的数学关系[8]。在现实市场中，需求受多种因素影响[9]，包括价格、产品质量、品牌知名度、竞争对手价格、季节性因素等。为简化分析，本文首先考虑价格作为唯一变量的情况。

为描述需求随价格呈指数衰减的关系，我们采用指数需求函数模型：

$$D(p) = k \cdot e^{-\lambda p}$$

其中， $k > 0$ 表示价格为零时的基准需求， $\lambda > 0$ 表示需求的价格敏感系数。该函数的导数为：

$$D'(p) = -\lambda k e^{-\lambda p} = -\lambda D(p)$$

指数需求函数适用于那些价格微小变动会引起需求显著变化的产品，如奢侈品、时尚品或高科技产品，这符合经济学的常识——需求量不可能小于零，同时也符合我们的目标——动态定价[10]。

2.2. 利润函数构建

在确定需求函数后，我们可以构建利润函数。假设单位成本 c 为常数，不随产量变化，则利润函数可表示为：

$$\pi(p) = (p - c) \cdot D(p)$$

优化目标是找到使利润最大化的价格 p^* ：

$$p^* = \arg \max_{p_{min} \leq p \leq p_{max}} \pi(p)$$

对于非线性需求函数，通常无法获得解析解，需要采用数值优化方法。利润最大化需要在单位利润和销售量之间找到平衡点：价格过高会导致销售量下降，价格过低则虽能提高销售量但会减少单位利润[11][12]。

3. 方法设计与算法实现

3.1. 梯度下降计算与优化算法

梯度下降是一种迭代优化算法，通过沿着目标函数梯度反方向更新参数，逐步逼近函数极小值点[13][14]。由于我们要求解的是利润最大化问题，实际上需要沿着梯度方向更新(梯度上升)。梯度下降算法依赖于利润函数关于价格 p 的梯度。根据微积分原理，利润函数的梯度为[15][16]：

$$\nabla \pi(p) = \frac{d\pi}{dp} = D(p) + (p - c) \cdot D'(p)$$

其中 $D'(p)$ 是需求函数在 p 处的导数。我们采用投影梯度下降算法，确保价格始终在可行区间内：

$$p_{k+1} = \Pi_{[p_{min}, p_{max}]} [p_k + \eta_k \cdot \nabla \pi(p_k)]$$

其中， Π 表示投影操作， η_k 为衰减学习率。

3.2. 参数估计方法

对于指数需求函数 $D(p) = k \cdot e^{-\lambda p}$ ，取对数可得：

$$\ln D(p) = \ln k - \lambda p$$

这转化为线性回归问题，通过历史数据 (p_i, D_i) 估计参数：

$$(\ln k, \lambda) = \arg \min \sum_i [\ln D_i - (\ln k - \lambda p_i)]^2$$

价格敏感系数 λ 增大(消费者更价格敏感): 最优价格下降, 利润减少, 收敛速度可能加快; λ 减小(消费者更价格不敏感): 最优价格上升, 利润增加, 但需注意价格上限的约束。基准需求 k 增大(市场潜力增加): 最优价格基本不变, 但利润同比增加; k 减小(市场萎缩): 最优价格基本不变, 利润减少。

3.3. 算法实现细节

本文算法采用 Python 实现, 主要利用 NumPy 进行数值计算, Matplotlib 进行可视化。实现中考虑了以下细节:

1. 函数封装: 将需求函数、利润函数和梯度计算封装为类和方法, 提高代码可重用性;
2. 边界处理: 使用 np.clip 函数确保价格始终在可行范围内;
3. 收敛判断: 结合绝对误差和迭代次数双重判断, 避免无限循环;
4. 数值稳定性: 避免除零等数值计算问题。

4. 实验设计与结果分析

4.1. 实验参数设置

本文实验采用以下参数:

1. 基本需求参数: $k = 120$;
2. 价格敏感系数: $\lambda = 0.08$;
3. 单位成本: $c = 5.0$;
4. 价格范围: $[p_{min}, p_{max}] = [0.1, 50]$;
5. 梯度下降参数: 初始学习率 $\eta = 0.05$, 衰减系数 $\delta = 0.99$, 最大迭代次数 500, 收敛容差 10^{-4} 。

这些参数选择基于以下考虑: 需求弹性适中, 成本设定合理, 价格范围覆盖了从接近零到远高于成本的价格区间, 同时引入网格搜索作为基准, 验证梯度下降结果的最优性。学习率设置保证了算法稳定收敛。

4.2. 优化结果

通过上述模拟的数据可发现, 算法经过约 89 次迭代后收敛, 最终最优价格 $p^* = 17.50$, 最大利润 $\pi(p^*) = 369.88$ 。与网格搜索验证价格 17.50 完全一致, 验证了算法的正确性。

收敛过程显示, 算法初期价格变化较大, 随着接近最优解, 调整幅度逐渐减小, 表现出典型的梯度下降收敛特性。学习率衰减有效避免了在最优点附近的振荡。通过优化结果可看出, 对于高 λ 产品(价格敏感), 应采用更具竞争力的定价策略; 对于高 k 产品(需求旺盛), 可专注于运营效率提升而非价格优化。

4.3. 可视化分析

为了全面理解优化过程和结果, 我们生成了四个视角不同的可视化图表。

4.3.1. 利润函数曲线

如图 1 所示, 利润函数曲线展示了价格与利润之间的关系, 呈倒 U 形, 先增后减。曲线顶点对应最优价格点, 两侧利润逐渐降低。当价格低于成本时, 利润为负(亏损); 当价格过高时, 需求变小, 利润变小。通过图中所显示的最优点可看出, 本文所用实例通过梯度下降算法所拟合出来的最优价格与网格搜索验证价格 17.50 完全一致。该图表有助于直观理解利润函数的形态, 确认最优解的唯一性, 并评估价格偏离最优值时的利润损失程度。

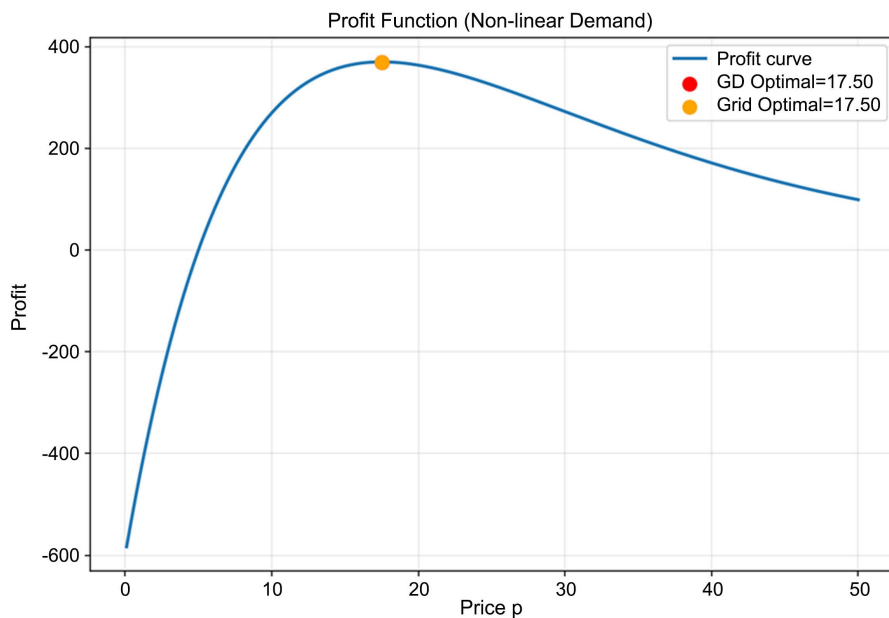


Figure 1. Profit function curve
图 1. 利润函数曲线

4.3.2. 价格迭代轨迹

如图 2 所示, 价格迭代轨迹展示了梯度下降过程中价格的演变路径。经过约 80~100 次迭代后快速接近最优值, 随后在小范围内微调直至收敛。

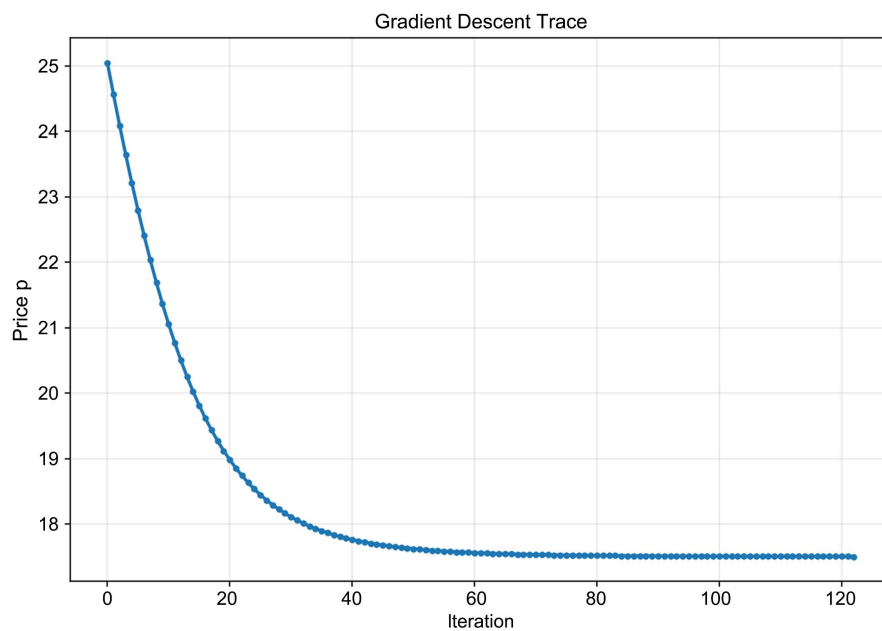


Figure 2. Price iteration trajectory
图 2. 价格迭代轨迹

轨迹曲线呈现出典型的指数衰减振荡模式, 初期调整幅度大, 后期逐渐减小。这种模式反映了梯度下降算法的本质: 在远离最优点时梯度大, 步长大; 接近最优点时梯度小, 步长小。

4.3.3. 需求曲线

图 3 需求曲线展示了价格与需求量之间的线性关系。随着价格上升，需求量线性下降。最优价格点将需求曲线分为两部分：左侧区域需求弹性较高，降价能显著提升需求；右侧区域需求弹性较低，提价对需求影响较小。

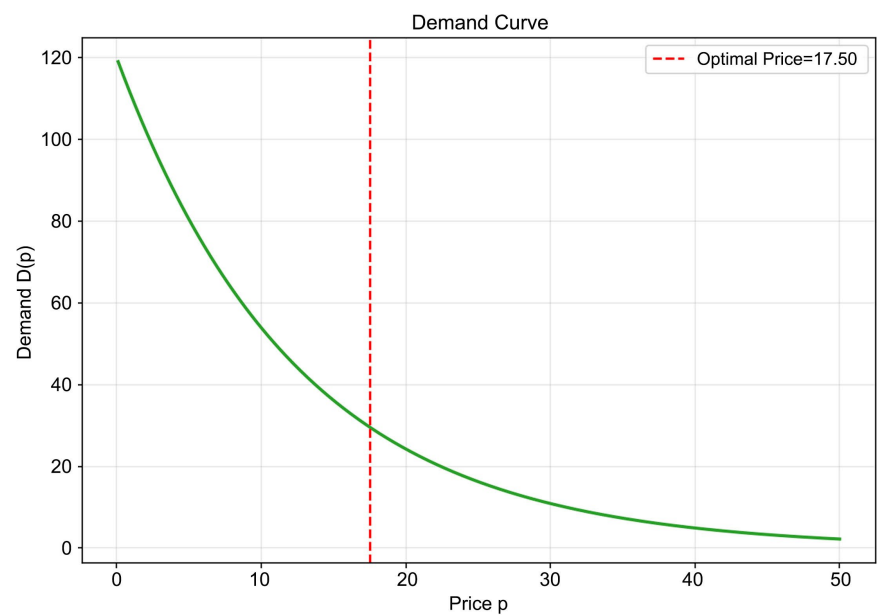


Figure 3. Demand curve
图 3. 需求曲线

图中垂直虚线标记了最优价格点，帮助理解利润最大化时的市场供需状态。在价格为 17.50 时，需求量为 30，处于中等水平，既保证了足够的销售量，又维持了较高的单位利润。

4.3.4. 三维利润曲面

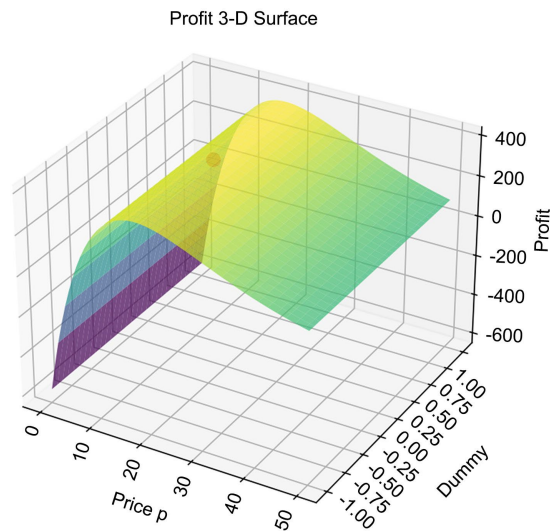


Figure 4. Three-dimensional profit surface
图 4. 三维利润曲面

图4 三维利润曲面以价格和一个虚拟变量为自变量,利润为因变量。虽然虚拟变量无实际经济意义,但三维展示有助于理解利润函数的全局形态。曲面呈拱形,顶点对应最优价格利润点。

三维可视化不仅展示了最优解的位置,还揭示了利润函数的凸性特性,解释了梯度下降算法能收敛到全局最优解的原因。

5. 讨论

5.1. 实际应用价值

本研究提出的价格优化模型具有广泛的应用前景,在实际电子商务环境中,需求函数参数的准确估计是定价优化的基础。企业可通过以下步骤实施:

1. 数据收集与处理:收集历史销售数据时应确保数据包含价格、销售量、时间戳等关键字段,同时排除促销、缺货等特殊时期的数据,确保价格应有足够的变化范围,避免集中在狭窄区间,确保数据完整可集成到定价系统中,实现实时动态定价。

2. 对需求模型参数估计:辅助制定科学定价策略,替代经验定价,但在过程中要注意需求量为正数是对数转换的前提条件;转换后的数据应检查线性关系假设,同时确保价格变量有足够的变异性。

3. 收敛性分析与产品定价启示:本文梯度下降方法中所采用的初始学习率 $\eta = 0.05$,衰减系数 $\delta = 0.99$,最大迭代次数500,收敛容差 10^{-4} 等参数是较为理想状态下的设置,在实际引用中,高学习率导致振荡,低学习率收敛慢。实践中建议从较高学习率开始,配合衰减策略;初始价格对收敛速度有影响,但最终结果一致。建议使用历史最优价格或市场平均价格作为初始值;实际应用中需平衡精度与计算成本,1%~2%的相对误差通常可接受。

4. 扩展应用场景:本研究方法可扩展至考虑产品间替代/互补关系的多产品定价、结合地理位置因素的区域定价以及基于用户特征的差异化定价等多应用场景。

5.2. 局限性与未来工作方向

本文系统论证了梯度下降方法在电商单品价格优化中的适用性,给出收敛保证,并通过模拟真实数据验证其算法性能。本文所使用方法只是为实际运用场景提供基本理论算法模型,故存在一些局限性:

(1) 假设简化:假设需求函数为指数需求,实际市场可能更复杂;(2) 静态分析:未考虑时间因素、地域因素和竞争对手反应;(3) 参数确定:需求函数参数需要准确估计,实践中存在困难。

基于上述局限性,我们未来的工作将聚焦于:(1) 多产品定价:鉴于在实际销售中替代效应使消费者在价格上涨时转向相似商品;互补效应则导致主体商品降价带动配件或附加品销量上升。我们在未来工作将会考虑产品间的替代和互补关系;(2) 动态定价:在调查中发现,在商品生命周期内,库存随时间递减,消费者在不同时间段表现出显著异质的需求弹性。我们接下来会通过引入时间维度,研究价格随时间变化的策略;(3) 竞争定价:在某些电商平台上,竞争对手的一次降价可能引发需求骤降与库存积压,本团队工作接下来会纳入竞争对手行为,研究博弈论定价模型;(4) 结合当下流行的深度神经网络需求模型进行高阶优化。

6. 结论

本文研究了基于梯度下降算法的电子商务价格优化方法,建立了完整的数学模型,实现了优化算法,并通过多角度可视化分析了优化过程和结果。研究表明,该方法能有效求解最优价格,为电子商务企业提供了科学的定价工具。

未来研究将从以下几个方面展开:(1) 考虑更复杂的需求模型,如考虑季节性、促销活动等因素;(2)

研究多产品联合定价策略,考虑产品间的相互影响;(3) 开发基于机器学习的参数估计方法,提高模型准确性;(4) 探索在线学习算法,实现实时自适应定价。

价格优化是一个充满挑战和机遇的研究领域,随着数据采集技术人工智能算法的进步,智能定价系统将在电子商务中发挥越来越重要的作用,帮助企业提升竞争力和盈利能力。

参考文献

- [1] 张凯. 考虑产品质量的复合型电商平台二维定价模型[J]. 南开管理评论, 2022, 25(2): 4-16.
- [2] 郭哲, 吴俊新, 汪定伟. 电子商务中的耐用品定价[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2006, 27(2): 142-145.
- [3] 吴俊新, 郭哲, 王建辉, 等. 电子商务环境下考虑成本和竞争的数字产品的定价[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2006, 27(7): 724-727.
- [4] Ferreira, K.J., Lee, B.H.A. and Simchi-Levi, D. (2016) Analytics for an Online Retailer: Demand Forecasting and Price Optimization. *Manufacturing & Service Operations Management*, **18**, 69-88. <https://doi.org/10.1287/msom.2015.0561>
- [5] Ito, S. and Fujimaki, R. (2017). Optimization Beyond Prediction: Prescriptive Price Optimization. *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Halifax, 13-17 August 2017, 1833-1841. <https://doi.org/10.1145/3097983.3098188>
- [6] 王章章. 基于机器学习的价格预测模型研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2018.
- [7] 李兴怡, 岳洋. 梯度下降算法研究综述[J]. 软件工程, 2020, 23(2): 1-4.
- [8] 化存才. 凸需求函数, 凸分布与多种价格并存的优化模型[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2007, 29(2): 123-126, 131.
- [9] 王金明, 高铁梅. 对我国房地产市场需求和供给函数的动态分析[J]. 中国软科学, 2004(4): 69-74.
- [10] 程岩. 电子商务中面向产品线的动态定价方法研究[J]. 系统工程学报, 2010, 25(4): 533-539.
- [11] 唐磊, 赵林度. 电子商务中基于客户偏好的动态定价[J]. 东南大学学报: 哲学社会科学版, 2002(S2): 24-26.
- [12] 石园, 甘洁莹, 肖秀萍. 考虑新鲜度竞争的生鲜电商零售平台定价优化研究[J]. 技术经济, 2024, 43(12): 97-110.
- [13] 常永虎, 李虎阳. 基于梯度的优化算法研究[J]. 现代计算机, 2019, 25(17): 3-8.
- [14] 孙娅楠, 林文斌. 梯度下降法在机器学习中的应用[J]. 苏州科技大学学报: 自然科学版, 2018, 35(2): 26-31.
- [15] 匡继昌. 微积分和无穷小量的哲学思考[J]. 数学教育学报, 2007, 16(2): 1-3.
- [16] 姜文翰, 姜志侠, 孙雪莲. 一种修正学习率的梯度下降算法[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2023, 46(6): 112-120.